

СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ГЕНЕРАТИВНОЙ СОСТЯЗАТЕЛЬНОЙ СЕТИ

Н.А. Кривошеев, Ю.А. Иванова, В.Г. Спицын
Томский политехнический университет
E-mail: nikola0212@mail.ru

Аннотация

В работе предлагается алгоритм сегментации изображений на основе генеративной состязательной сети (GAN) с применением глубокой архитектуры U-Net. Для оценки качества сегментации применяются различные метрики, такие как: ошибка по модулю, квадратичная ошибка, процентная точность, Intersection over Union, визуальная оценка. Проведено сравнение качества обучения автономной нейронной сети U-Net (без использования GAN) и U-Net в составе GAN в качестве генератора, на выборке данных ISBI 2012 EM Segmentation Challenge [1]. Из полученных результатов следует, что совместное применение U-Net в составе GAN дает прирост в точности сегментации.

Введение

Генеративная состязательная сеть (Generative adversarial network, GAN) [2, 3], – модель, построенная на комбинации из двух нейронных сетей, одна из которых генерирует образцы (генеративная модель), а другая старается отличить правильные образы от неправильных (дискриминативная модель). GAN представляет практический интерес в решении различных задач, одной из которых является улучшение качества сегментации изображений.

В данной работе исследуется качество сегментации изображений нейронной сетью U-Net, обученной с использованием архитектуры GAN, где нейронная сеть U-Net является генератором, а дискриминатор оптимизирует одну из следующих функций оценки качества сегментированного изображения: ошибка по модулю, квадратичная ошибка, процентная точность, истинность изображения. Целью GAN является улучшение качества сегментированного изображения полученного с помощью генератора по оптимизируемой дискриминатором метрике.

В данной работе проведено сравнение результатов сегментации, полученных с помощью отдельной нейронной сети U-Net, и U-Net обученной в составе GAN. Сравнение проводится на выборке данных ISBI 2012 EM Segmentation Challenge [1]. По полученным результатам и аналогичным решениям [4] можно сделать вывод, что архитектура нейронных сетей GAN может успешно использоваться для обучения генератора сегментации изображений, данный подход по качеству сегментации может конкурировать с общепринятыми подходами к сегментации.

Все программы реализованы на языке Python, с использованием библиотеки Keras.

Описание выборки данных

В данной работе используется выборка данных ISBI 2012 [1]. Выборка содержит два пакета по 30 изображений размером 512×512 пикселей в градациях серого. Первый пакет используется для обучения нейронной сети, второй – для тестирования. На данных изображениях необходимо сегментировать клеточные мембраны.

Пример входного изображения можно увидеть на левой части изображения ниже (рис. 1, А), образец сегментации можно увидеть на правой части изображения (рис. 1, Б):

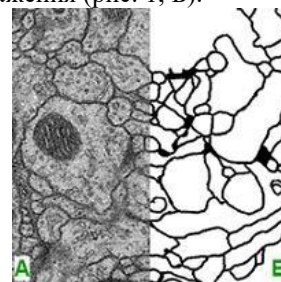


Рис. 1. А – Пример входного изображения
Б – Образец сегментированного изображения

Топологии исследуемых нейронных сетей

Нейронная сеть GAN состоит из двух нейронных сетей: генератора и дискриминатора. В данной работе задачей генератора является сегментация изображений, а целью дискриминатора является оценка качества сегментации.

В качестве нейронной сети генератора выступает нейронная сеть U-Net, описанная в статье [5], но с использованием функции активации leaky_relu на промежуточных слоях и функции tanh на выходном слое.

В качестве дискриминатора выступает модифицированная нейронная сеть U-Net с добавлением кодирующих сверточных слоев после слоев U-Net и с использованием полносвязных выходных слоев. На вход данной сети поступает изображение, полученное с помощью генератора, и исходное изображение, ранее обрабатываемое генератором.

Целью нейронной сети дискриминатора является аппроксимация одной из выбранных функций оценки качества сегментации изображений: ошибка по модулю (module), квадратичная ошибка (squaring), процентная точность (percent), Intersection over Union (IoU) [6].

Где *module* и *squaring* – это средняя ошибка сегментации пикселя по модулю и возведенная в квадрат соответственно, а *percent* – это количество верно сегментированных пикселей (в процентах), после применения бинаризации.

Генератор стремится минимизировать ошибку аппроксимируемой дискриминатором функции.

Результаты тестирования

Было проведено обучение и тестирование нейронных сетей. Результаты тестирования отдельной нейронной сети U-Net представлены в таблице ниже (таблица 1):

Таблица 1. Результаты тестирования U-Net, обученной автономно (без использования GAN)

Выборка	module	squaring	percent	IOU
Обучающая	0.25	0.279	90.3%	0.882
Тестовая	0.312	0.402	86.1%	0.855

Результат сегментации представлен на изображении ниже (рис. 2):

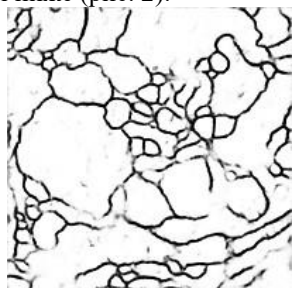


Рис. 2. Результат сегментации U-Net без GAN

Результаты тестирования U-Net в составе GAN, с аппроксимацией дискриминатором функции IoU возведенной в квадрат, представлены в таблице ниже (таблица 2):

Таблица 2. Результаты тестирования U-Net в составе GAN.

Выборка	module	squaring	percent	IOU
Обучающая	0.235	0.453	88.3%	0.866
Тестовая	0.212	0.407	89.5%	0.89

Результат сегментации представлен на изображении ниже (рис. 3):



Рис. 3. Результат сегментации U-Net в составе GAN

Сравнение полученных результатов

Таким образом можно сделать вывод, что нейронная сеть U-Net, обученная с помощью GAN,

допускает значительно большую квадратичную ошибку, но сопоставима по точности на тестовой выборке. Причиной роста квадратичной ошибки является стремление GAN к бинаризации сегментированного изображения.

Следует отметить, что U-Net в составе GAN менее склонна к переобучению. Это можно увидеть по разнице в метриках на обучающей и тестовой выборках. Для подтверждения этого факта требуются дополнительные исследования. U-Net, обученная с помощью GAN, уступает автономной U-Net на обучающей выборке, но конкурирует с ней на тестовой выборке.

Сравнивая полученные изображения можно заметить, что U-Net, обученная с помощью GAN, визуально ближе к образцу сегментации изображенному на рис. 1, Б.

Заключение

По полученным результатам можно сделать вывод, что архитектура нейронных сетей GAN может использоваться для обучения генератора сегментации изображений. Данный подход по качеству сегментации может конкурировать с общепринятыми подходами к сегментации. Минусами данного подхода являются более высокая сложность обучения нейронных сетей, программной реализации и временные затраты.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 18-08-00977 А и в рамках Программы повышения конкурентоспособности ТПУ.

Список использованных источников:

1. ISBI Challenge: Segmentation of neuronal structures in EM stacks [Электронный ресурс]. — URL: http://brainiac2.mit.edu/isbi_challenge/home (15.11.2019)
2. Ian J. Goodfellow. Generative Adversarial Nets [Электронный ресурс]. — URL: <https://papers.nips.cc/paper/5423-generativeadversarial-nets.pdf>
3. Generative adversarial network [Электронный ресурс]. — URL: <https://evergreens.com.ua/ru/articles/gan.html> (15.11.2019)
4. Awesome GAN for Medical Imaging [Электронный ресурс]. — Режим доступа: URL: <https://github.com/xinario/awesome-ganfor-medical-imaging> (15.11.2019)
5. U-Net [Электронный ресурс]. — URL: <http://deeplearning.net/tutorial/unet.html> (15.11.2019)
6. Intersection over Union (IoU) for object detection [Электронный ресурс]. — URL: <https://www.pyimagesearch.com/2016/11/07/intersection-over-union-iou-for-object-detection/> (15.01.2020)